

Detección de eventos dinámicos en un sistema BOTDA mediante el uso de Análisis de Componentes Principales

Dynamic event detection in a BOTDA system by means of Principal Component Analysis

Rubén Ruiz-Lombera¹, Jesús Mirapeix, Mauro Lomer y José-Miguel López-Higuera

1. Grupo de Ingeniería Fotónica (Dpto. TEISA), Edificio Telecomunicaciones, Universidad de Cantabria, Plaza de la Ciencia s/n, 39005, Santander (España).

Persona de contacto: Rubén Ruiz-Lombera (ruben.ruiz@unican.es)

RESUMEN:

En este artículo se presenta el uso del algoritmo denominado Análisis de Componentes Principales en el contexto de los sensores distribuidos de fibra óptica basados en el *scattering* o dispersión estimulada de Brillouin. En particular, la solución propuesta se ha implementado en un sistema BOTDA (*Brillouin Optical Time Domain Analysis* / Análisis óptico de Brillouin en el dominio del tiempo), diseñado para permitir la medida de eventos de *strain* dinámicos. El uso de PCA permite la detección de eventos incluso en condiciones desfavorables de señal a ruido, como se demostrará por medio de las medidas experimentales realizadas y el uso de una red neural artificial para permitir la correcta clasificación a la salida del sistema.

Palabras clave: Brillouin, dispersión estimulada de Brillouin, sensores distribuidos, eventos dinámicos, medida de *strain*, análisis de componentes principales

ABSTRACT:

The employment of the Principal Component Analysis algorithm within the framework of optical fiber distributed sensor systems based on the stimulated Brillouin scattering is presented and discussed in this paper. Particularly, the proposed solution has been implemented in a BOTDA (Brillouin Optical Time Domain Analysis) system designed for the detection of strain dynamic events. The use of PCA allows to detect these events even with poor signal-to-noise ratios, as it will be shown by means of the experimental tests performed and the employment of an Artificial Neural Network designed to allow the a proper classification at the system output.

Key words: Brillouin, stimulated Brillouin scattering, distributed sensors, dynamic events, strain measurement, principal component analysis

1.- Introducción

Los sistemas sensores distribuidos basados en fibra óptica han sido objeto de especial atención en los últimos años dadas sus características idóneas para la medida de infraestructuras de grandes longitudes, como puentes, oleoductos o gaseoductos o autovías del agua, solo por mencionar algunos ejemplos. Dentro de estos sistemas, los basados en el

scattering o dispersión de Brillouin, en particular en la dispersión estimulada, han acaparado una atención especial experimentando un gran avance en la última década. Estas soluciones permiten la medida tanto de *strain* como de temperatura sobre grandes longitudes (decenas de kilómetros) y con resoluciones espaciales que pueden estar por debajo del metro, dependiendo de la técnica em-

pleada y de la longitud de fibra monitorizada, por ejemplo.

Dentro de las técnicas basadas en el SBS, la más común es probablemente la basada en los sistemas BOTDA (Brillouin Optical Time Domain Analysis / Análisis Óptico de Brillouin en el Dominio del Tiempo), donde la interacción de Brillouin tienen lugar entre una onda continua de prueba y una señal de bombeo pulsada [1]. Es precisamente el uso de pulsos en el bombeo lo que permite recuperar el espectro resultante de la interacción para diferentes intervalos temporales definidos por la longitud temporal del pulso empleado y por lo tanto para diferentes puntos a lo largo de la fibra óptica.

Existen también los sistemas en el dominio de la frecuencia (BOFDA: Brillouin Optical Frequency Domain Analysis) y en el dominio correlado (BOCDA: Brillouin Optical Correlation Domain Analysis). En el primero de los casos se usan dos señales continuas, tanto para el bombeo como para la prueba, siendo esta última modulada en intensidad y transfiriendo esa modulación de manera indirecta a través de la transferencia de energía con el bombeo dentro de la fibra. Si con los sistemas BOFDA se pueden conseguir resoluciones espaciales mejoradas, por debajo de 1m, con los sistemas BOCDA se puede bajar hasta el rango de los cm, trabajando con ambas señales moduladas en fase. De este modo, la interacción de Brillouin se produce en aquellos puntos de la fibra donde la fase de ambas señales está altamente correlada.

Una de las áreas de investigación más activa dentro de estos sistemas, particularmente en los BOTDA, se ha centrado en la obtención de configuraciones que permitan la medida de eventos dinámicos. Diferentes aspectos, como la necesidad de realizar un barrido en frecuencia para recuperar el espectro de ganancia de Brillouin, o el requerimiento de llevar a cabo un alto número de promediados para mejorar la relación señal a ruido S/N han limitado la velocidad de los sistemas de interrogación.

Diferentes propuestas han sido presentadas en este contexto, como el uso de la técnica *slope-assisted* [2] o esquemas basados en la

detección del cambio de fase y demodulación en RF [3].

En este contexto, el presente trabajo propone el uso del algoritmo de Análisis de Componentes Principales (PCA: *Principal Component Analysis*) para permitir la detección de eventos dinámicos incluso en condiciones donde la traza BOTDA recuperada presente una pobre S/N. Para ello se ha implementado un sistema BOTDA basado en la configuración *slope-assisted* [2], y se han realizado medidas experimentales de *strain* dinámico para verificar la validez de la solución propuesta.

2.- Análisis de Componentes Principales y Redes Neuronales Artificiales aplicadas a un sistema BOTDA

Como ya se ha comentado anteriormente, los sistemas BOTDA permiten la medida distribuida de *strain* y temperatura a lo largo de una fibra óptica de varias decenas de kilómetros de longitud, usando para ello un único láser cuya salida se divide en dos ramas: una para la onda continua de prueba y otra para la señal pulsada de bombeo. En los esquemas BOTDA convencionales la modulación de la señal de prueba se hace de tal manera que la diferencia de frecuencia entre la prueba y el bombeo sea exactamente la frecuencia de Brillouin de la fibra empleada f_B , típicamente (trabajando en tercera ventana) en el entorno de los 11 GHz. Para recuperar el espectro de ganancia de Brillouin resultante de la interacción entre ambas ondas, es necesario realizar un barrido en frecuencia alrededor de esa f_B de unos 200 MHz, lo que implica un elevado tiempo de adquisición. Este paso es fundamental ya que es la frecuencia central de ese espectro de Brillouin la que precisamente permite estimar el *strain* o temperatura en cualquier punto de la fibra.

La técnica *slope-assisted* permite obviar ese barrido en frecuencia trabajando en un punto fijo frecuencialmente, concretamente en el punto de altura mitad del espectro de Brillouin. De este modo, las variaciones en frecuencia del espectro con motivo de cambios en *strain* o temperatura se traducirán en cambios en la intensidad de la señal de prueba detectada [2].

Esta señal detectada a lo largo de la fibra para una determinada frecuencia constituye lo que se suele denominar traza BOTDA. Esta traza suele ser ruidosa, teniendo que realizar fuertes promediados para paliar este problema. Cuando el canal de medida es largo, este problema puede ser significativo en los kilómetros finales de la fibra, ya que las potencias a emplear están limitadas por la posible aparición fenómenos indeseados, como inestabilidad de modulación [5] o agotamiento del bombeo [6], por ejemplo.

En este sentido, en este artículo proponemos el uso del algoritmo PCA para mejorar el rendimiento del sistema BOTDA a la hora de detectar eventos en situaciones donde la traza BOTDA exhiba una pobre S/N. De hecho, la detección o clasificación de estados a la salida del sistema es llevada a cabo en este caso mediante una red neuronal artificial (Artificial Neural Network ANN), y para un correcto funcionamiento de la misma es necesario trabajar con un reducido número de datos o neuronas de entrada. Pese a que el número de puntos en una traza BOTDA es muy elevado, PCA ofrece la capacidad de reducir de manera notable la dimensionalidad de los datos bajo análisis mediante la eliminación de la información redundante.

PCA asume que la varianza implica información y trata de generar, desde un conjunto de datos de partida, uno nuevo con un alto grado de compresión sin perder información relevante. Para ello, el nuevo conjunto de datos se expresa en una base vectorial diferente, de tal manera que los vectores que definen esa nueva base son las direcciones de los datos que contienen la información más relevante. Esta técnica se emplea de manera habitual en la espectroscopía de imagen.

Si X es el conjunto de datos de partida, siendo una matriz $n \times m$ (con n el número de puntos de medida y m el número de muestras capturadas), el objetivo de PCA puede resumirse en encontrar una matriz ortonormal W que permita obtener el nuevo conjunto comprimido de datos Y a través de transformaciones lineales. Los pasos a seguir a la hora de aplicar PCA podrían describirse como sigue:

- Sustraer la medida de cada medida

- Calcular la matriz de covarianza
- Calcular los autovalores y autovectores de la matriz de covarianza
- Ordenar las componentes

La expresión final de la transformación sería:

$$Y_{n \times m} = X_{n \times m} \cdot W_{m \times m} \quad (1)$$

Es importante resaltar que es necesario seleccionar algún método para delimitar el número de componentes principales a emplear. Una solución típica consiste en tener en cuenta la varianza acumulada, o lo que es lo mismo, el tamaño de los autovalores con respecto al total:

$$I_K = \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} 100\%, \quad (2)$$

donde k denota el número de autovectores usados, m la dimensionalidad de los datos de entrada, λ los autovalores e I_K es el porcentaje de información (varianza) mantenido tras el proceso de compresión.

Como se mencionara anteriormente, dentro del esquema propuesto se ha incluido una ANN alimentada por la salida del algoritmo PCA. Un ejemplo similar de aplicación lo podemos encontrar en el ámbito de la monitorización de procesos de soldadura en tiempo real mediante espectroscopía de plasmas [7]. Las ANNs son una solución de inteligencia artificial ampliamente usadas en multitud de diferentes aplicaciones dada su habilidad para modelar problemas no-lineales, su capacidad de procesamiento en paralelo y su rápida adaptabilidad a la dinámica de los sistemas analizadas, por mencionar sólo algunas características. En la presente implementación se ha empleado una red multicapa de tipo *feed-forward*. En la fase de entrenamiento se ha usado un algoritmo *back-propagation* y el parámetro usado en la fase de entrenamiento para determinar el rendimiento de la red ha sido el error cuadrático medio entre las salidas de la red y las deseadas en cada momento.

3.- Montaje experimental y resultados

El montaje experimental empleado para la obtención de los datos es el que se muestra en la Fig. 1. Se trata de un sensor BOTDA sobre el que se aplica la técnica *slope-assisted* que consiste, como se comentaba anteriormente en fijar la frecuencia de la onda de prueba a un valor determinado, por lo que no se necesita realizar el barrido de frecuencias completo que se requiere cuando se está trabajando con sensores BOTDA convencionales, reduciendo considerablemente el tiempo necesario para realizar una medida.

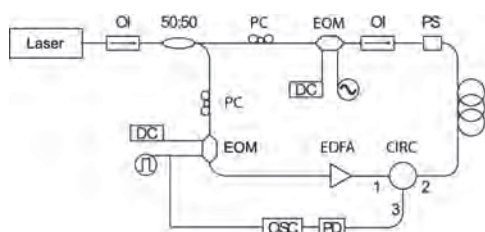


Fig. 1: Montaje experimental empleado.

El montaje está formado por un láser DFB cuya salida es dividida por un acoplador 50/50, de manera que la potencia se reparte por igual en ambos brazos. El camino de arriba se utiliza para la generación de la señal de prueba y el otro para la generación del pulso de bombeo. Ambos brazos tienen un controlador de polarización y un modulador electro-óptico para la modulación de la señal óptica. La señal de prueba se modula mediante un generador de RF a una frecuencia en torno a los 10-11 GHz y en el bombeo se utiliza un generador de pulsos eléctricos para conseguir el pulso óptico. La anchura del pulso caracteriza la resolución espacial que va a tener el sensor.

Para poder utilizar la técnica *slope-assisted* hay que conocer el espectro de ganancia Brillouin de la fibra que actúa como elemento sensor en el sistema. Una vez realizado este primer análisis espectral, se procede a fijar la diferencia de frecuencias entre el bombeo y la señal de prueba, para lo cual se hace uso de un modulador electro-óptico de manera que se ajusta la frecuencia de la señal de prueba para que esté desplazada respecto del bombeo la frecuencia para la cual la ganancia en el espectro Brillouin sea del 50% con respecto al valor máximo. El empleo de esta

técnica permite que pequeñas variaciones que sufra la fibra se vean reflejadas en grandes diferencias en la señal capturada. Esto se debe a que cualquier variación que se produzca en el eje de frecuencias debido a cambios de *strain* o temperatura, se va a convertir en variaciones muy amplias en el proceso de ganancia Brillouin.

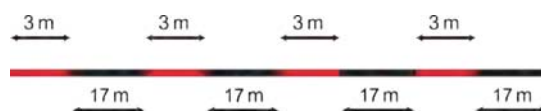


Fig. 2: Fibra utilizada como sensor. Las líneas rojas indican la parte de la fibra sometida a *strain* y las negras los tramos que están sueltos.

Como elemento sensor se utiliza una fibra monomodo estándar de una longitud de unos 300m, que se verá sometida a *strain* en diferentes partes de la zona central. Esta zona de unos 80 m es donde se va a generar *strain* de manera dinámica mediante el empleo de un pequeño motor. Como se puede observar en la Fig. 2, esta parte de la fibra está zonificada en 4 tramos iguales de 20m cada uno, y en los primeros 3m (líneas rojas en la Fig. 2) de estas nuevas zonas es donde se coloca el motor en un extremo y un posicionador fijo en el otro, quedando los restantes 17m (líneas negras) libres de cualquier tipo de *strain*. Mediante el empleo del motor y el posicionador se consigue generar de manera automática y cíclica un *strain* en la fibra. El motor está configurado para estirar la fibra durante 1 segundo y después relajarla durante otro segundo. Repitiendo este proceso en las 4 zonas se obtienen los datos experimentales para su futuro procesamiento. Cada una de estas medidas está formada por unas 3000 adquisiciones de la traza BOTDA, usando una tasa de adquisición de unas 100 muestras por segundo. De esta manera se consigue capturar 15 ciclos completos de estirado y relajación de la fibra por cada zona.

Una vez capturados los datos experimentales se utiliza el algoritmo de análisis de componentes principales (PCA) para reducir la dimensionalidad de los datos y tratar de buscar patrones en las medidas realizadas. Se utilizan las 5 primeras componentes de PCA, tratando de obtener los mejores resultados a la hora de detectar y clasificar las zonas donde

se ha realizado el *strain* dinámico. Como se puede observar en la Fig. 3, las dos gráficas se corresponden con las dos primeras componentes del análisis, y representan en otro espacio vectorial cuanto “peso” tiene cada muestra adquirida mediante el sensor de Brillouin para cada una de las componentes. De esta manera en ambas gráficas se puede observar cómo las muestras se identifican claramente en 4 zonas distintas (línea azul) que se ajustan perfectamente con las zonas donde se ha producido *strain* dinámico (línea roja).

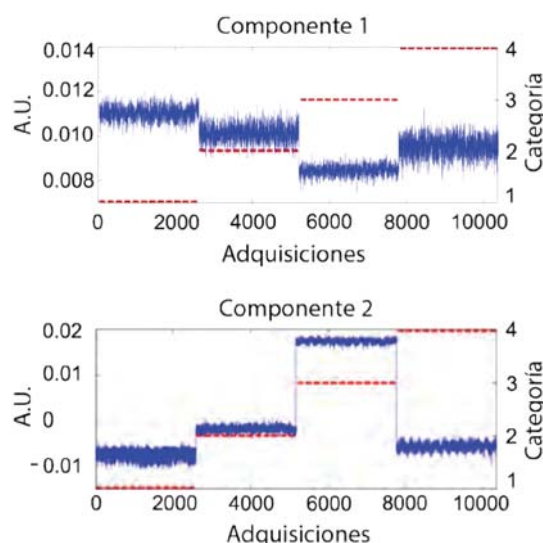


Fig. 3: Primeras 2 componentes de PCA (línea azul) y su correspondiente categoría de referencia (línea roja).

La componente 3 y la 4 presentan una evolución muy similar a las 2 anteriores, sin embargo la componente principal 5, como se puede observar en la Fig. 4, se distingue de las anteriores en que no separa de forma tan precisa entre las 4 zonas distintas pero sí que distingue muy bien entre las situaciones en las que se está produciendo *strain* y las que la fibra se encuentra suelta.

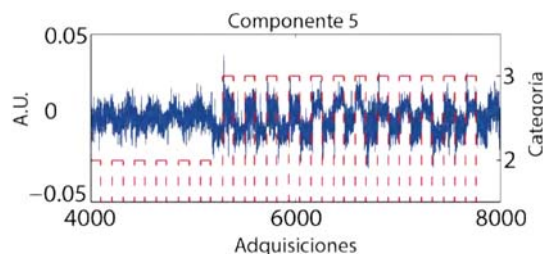


Fig. 4: Componente 5 de PCA (línea azul) y categoría de referencia (línea roja).

Una vez obtenidas estas 5 componentes, se empieza la siguiente fase del procesado de

los datos. Para ello se dividen las medidas en 3 subconjuntos de datos de tamaño similar y se comienza con la fase de entrenamiento de la red neuronal con 2 de esos subconjuntos y verificando el rendimiento de la red diseñada con el otro. Tratando de obtener el mejor rendimiento posible de la red neuronal se utilizan diferentes configuraciones, variando el número de neuronas de la capa oculta entre 10 y 50.

La red diseñada está formada por una capa de entrada compuesta por las 5 primeras componentes de PCA, una capa oculta sobre la cual se varía el número de neuronas y la capa de salida con 5 salidas, correspondientes a las 4 zonas que sufren el *strain* y la salida 0 que se corresponde a la situación en la cual la fibra está suelta. La tasa de acierto de las redes diseñadas se encuentran en torno al 89-90%, llegando a una tasa máxima de acierto del 90.89% para una red formada por 10 neuronas en la capa oculta, y que ha sido entrenada con el subconjunto 2 y el 3 y verificada con el 1. Como se puede ver en la Fig. 5 las salidas que activa la red neuronal (puntos azules) se corresponden con una alta fiabilidad con la medida de referencia utilizada (línea roja).

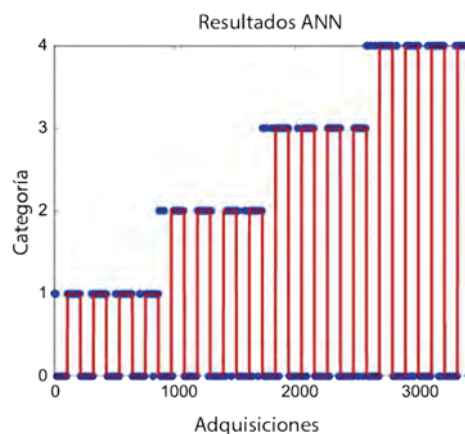


Fig. 5: Representación gráfica de las salidas de la ANN. Los puntos azules se corresponden con la salida de la red y la línea roja con su comportamiento teórico.

4.- Conclusión

En el presente trabajo se ha propuesto el uso del algoritmo PCA junto con una ANN para la detección de eventos dinámicos de *strain* en un sistema BOTDA. El uso de PCA permite, no sólo la reducción de la dimensiona-

lidad de los datos originales (la traza BOTDA) sino también la selección de las componentes que contienen mayor información, esto es, mayor varianza. El uso de la salida de PCA para alimentar la ANN ha permitido demostrar la capacidad del sistema para detectar eventos dinámicos de *strain* en una traza con una pobre S/N. En trabajos futuros se tratará de extender este enfoque a la detección de eventos en la parte final del canal en sistemas distribuidos de larga distancia, así como su uso en el dominio espectral para la discriminación de eventos mediante PCA.

Agradecimientos: Este trabajo ha sido cofinanciado por el proyecto TEC2013-47264-C2-1-R.

classification with principal component analysis and artificial neural networks", NDT & E International, 40(4), 315-323, 2007.

Referencias

- [1] T. Horiguchi, T. Kurashima, M. Tateda, "A technique to measure distributed strain in optical fibers", IEEE photonics technology letters, vol. 2, p. 352-354, 1990.
- [2] A. Minardo, A. Coscetta, S. Pirozzi, R. Bernini, and L. Zeni, "Experimental modal analysis of an aluminum rectangular plate by use of the slope-assisted botda method", Smart Materials and Structures, vol. 22, no. 12, p. 125035, 2013.
- [3] J. Urricelqui, A. Zornoza, M. Sagues, and A. Loayssa, "Dynamic botda measurements based on brillouin phase-shift and rf demodulation", Optics Express, vol. 20, no. 24, pp. 26 942–26 949, 2012.
- [4] J. Urricelqui, A. Zornoza, M. Sagues, and A. Loayssa, "Dynamic botda measurements based on brillouin phase-shift and rf demodulation", Optics Express, vol. 20, no. 24, pp. 26 942–26 949, 2012.
- [5] S.M. Foaleng, L. Thévenaz, "Impact of Raman scattering and modulation instability on the performances of Brillouin sensors", 21st International Conference on Optical Fibre Sensors (OFS21). International Society for Optics and Photonics, p. 77539V-77539V-4, 2011.
- [6] L. Thévenaz, S.F. Mafang, J. Lin, J., "Effect of pulse depletion in a Brillouin optical time-domain analysis system", Optics express, 21(12), 14017-14035, 2013.
- [7] J. Mirapeix, P.B. García-Allende, A. Cobo, O.M. Conde, J.M. López-Higuera, "Real-time arc-welding defect detection and